

基于网络评论情感信任分析的推荐策略

卢竹兵¹ 李玉州²

(西南大学经济管理学院 重庆 400715)¹ (西南大学计算机与信息科学学院 重庆 400715)²

摘要 个性化推荐技术已经成为电子商务领域解决信息过载问题的一种有效手段。传统的协同过滤推荐系统由于算法自身的特点,普遍存在数据稀疏性和冷启动等问题,这些问题的存在使得个性化推荐过程中的准确率大大降低,影响了用户的个性化体验和对系统的信心。从社会学中的信任关系角度着手,通过对网络用户在线评论信息进行情感分析,提取出评论信息中用户的情感倾向,并对它进行有效量化,然后通过计算用户情感倾向的相似性建立用户间的信任关系。同时,在推荐过程中将所构建的信任关系与评分数据的相似度进行有效结合,弥补了相似度作为唯一权重因素而导致的推荐准确率降低的不足。首先,基于在线评论信息对用户的情感倾向性进行分析与量化;然后,基于情感相似度对用户信任关系进行建模;最后,基于用户情感信任关系对推荐策略进行设计。在所选数据集上的模拟对比实验表明,改进的引入情感分析信任模型的个性化推荐策略能够有效地降低平均绝对误差值 MAE,推荐的准确率得到了提高;同时,覆盖率 coverage 和推荐系统对商品长尾的发掘能力也得到了有效的提升;另外,信任关系自主管理机制的引入,也大大改善了用户对系统的个性化体验,增强了用户对系统的信心。

关键词 协同过滤,数据稀疏,信任关系,情感分析,相似度

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.010

Recommendation Strategy Based on Trust Model via Emotional Analysis of Online Comment

LU Zhu-bing¹ LI Yu-zhou²

(College of Economics and Management, Southwest University, Chongqing 400715, China)¹

(College of Computer and Information Science, Southwest University, Chongqing 400715, China)²

Abstract Personalized recommendation technology has become a very effective approach to cope with “information overload” in E-commerce. Aiming at the problems of data sparseness and cold-start in traditional collaborative filtering recommender system, which have led to the decline of the accuracy in recommendation, weakened user’s confidence towards the system, this paper proposed a new recommendation strategy using trust theory in sociology to offer users better personalized service. From this perspective, user’s online comments to the items that they have experienced are analyzed, the user’s emotional tendency is extracted, and it is effectively quantified. The trust relationship between users is grown by analyzing the similarity of user’s emotional tendency. At the same time, users’ rating data are combined to compensate for the lack of recommendation factor caused by similarity as the only preference weight. The work in this paper includes three parts: analysis and quantification of user emotional tendency based on online reviews, modeling of trust relationship based on similarity between emotion and design of recommendation strategy based on trust relationship. Experiments show that the proposed recommendation strategy can effectively reduce the average absolute error value called MAE, which means the recommendation accuracy is improved. At the same time, the coverage rate is also effectively increased, which means that the system has more items to recommend. Additionally, the management mechanism of trust relationship can also greatly enhance user’s personalized experience of the system and user’s confidence to the system.

Keywords Collaborative filtering, Data sparsity, Trust relationship, Emotion analysis, Similarity

1 引言

随着互联网技术的发展,信息过载已成为当前用户面临的一个重要难题,个性化推荐技术的出现为解决电子商务领域的信息过载问题提供了一种非常有效的手段。推荐技术能有效地为用户提供个性化的主动推荐服务,已被广泛地应用

到电子商务及其他相关领域。目前主流的推荐技术有 3 种:基于内容的推荐^[1]、协同过滤推荐^[2]以及混合策略推荐。其中,协同过滤算法根据用户的历史评价数据进行推荐,避免了对项目属性的文字描述。凭借算法的简单性、实现的便捷性以及推荐的准确性等优点,协同过滤已成为目前广泛应用的一项个性化推荐技术。

到稿日期:2018-11-10 返修日期:2019-01-08 本文受中央高校基本科研业务费项目基金(XDJK2017C087)资助。

卢竹兵(1981—),男,硕士,主要研究方向为 Web 智能与应用,E-mail:36921434@qq.com(通信作者);李玉州(1981—),男,硕士,主要研究方向为知识工程与数据挖掘。

传统的协同过滤技术由于依赖用户的评分数据,在具体的应用过程中存在着许多问题^[3-6],比如数据稀疏性(data sparsity)、冷启动(cold start)、用户兴趣偏好迁移(interest drift)等问题。这些问题的存在降低了系统推荐的准确率和用户对个性化服务的满意度,也削弱了用户对系统的信任程度。

为了提高系统推荐的准确率,增强用户对推荐系统的信心和接受程度,本文在现有研究成果的基础上,试图从在线用户评论信息着手,通过分析用户的情感倾向,得到用户间潜在的情感相似性权重,并将情感相似性权重有效结合到传统的协同过滤推荐算法中,以达到提高推荐准确率和增强用户对系统的信心的目的。本文工作包括3个部分:基于网络用户评论信息的情感倾向性分析与量化,基于情感相似度的信任关系建模,以及基于情感信任的推荐策略的设计。

2 相关工作

在协同过滤推荐系统中结合信任关系来降低数据稀疏度并提高推荐的准确率,已经被研究者们广泛地运用于当前的推荐系统中。但是,信任关系的获取在很大程度上都是基于用户评分数据而生成的。

文献[7]通过获取并分析用户间的历史行为数据,挖掘用户影响力及用户间的信任关系(直接信任和间接信任),并结合图论的相关知识构建出一个加权有向图。该文献中将信任网络中节点间信任度的计算转化为节点在网络中的影响力的计算,影响力越大就越容易受到其他人的信任,从而忽视了信任具有主观性的特点。文献[8]利用用户-项目和项目-用户有向网络图最终得到用户-用户有向网络图,将用户间对项目的有交互行为理解为用户间的信任关系,一定程度上体现了信任产生于对项目的交互过程中,体现了信任的主观选择性和非对称性等特点,但没有体现信任本身具有的个性化特征。文献[9]将信任关系与相似度有效结合,在数据稀疏的情况下能有效地提高推荐准确率;通过信任关系的传递规则,得到用户间的间接信任关系,从而在没有交互历史的情况下获取信任关系。

以上几种信任关系建模方法有一个共同的特点,即信任关系初始化过程都依赖于评分数据,而个体情感等各方面的个性化差异,导致单一量化的评分数据比较粗糙,过滤了许多用户的真实感受,并没有完全有效地表达用户的观点和态度,难以体现信任的核心本质,因此所得到的信任关系不够准确。

随着互联网技术的在各行业的快速发展,基于互联网的用户交互模式已深入各个领域,以电子商务领域为例,用户不仅可以对提供的服务给出评分数据,同时也提供对该服务的个性化评论^[10-11],而用户的这些评论信息则丰富地体现了用户在接受这次服务时真实的情感倾向,比如有正面的赞扬、负面的批评、高兴、愤怒等,而这些主观色彩的评论信息能够帮助更好地表达用户真实的兴趣偏好。文献[12]利用主题模型挖掘评论文本中隐含的主题分布,用主题分布刻画用户偏好和商品画像,在回归模型上训练主题与评分的关系,设计出一种提取评论中不同维度评分的方法。文献[13]提出一种基于情感权重的用户协同过滤推荐,首先通过对评论的主题进行有效地抽取,并对评论中所蕴涵的情感倾向进行判断,将隐性

的评论信息进行量化。再分别挖掘每一个主题情感相似的用户,通过用户之间共同关心的主题数目及用户主题所属的类权重,最终确定用户之间的情感权重。该方法通过引入情感权重,充分权衡了推荐系统针对情感丰富的用户和不够丰富用户的个性化推荐,使得个性化程度提高。

社会学的研究表明,信任与情感具有很强的联系。一方面,信任可被视为人们在相互交往过程中的一种情感认定性。人与人在互动过程中达到相识相知的过程也是相互信赖的过程,从这个意义上说,信任是一种社会认识,是在充分认识对方并且接受并融入对方情感倾向的前提下达到的深度认识。信任由于其自身的独特性,它既不是一个单纯的心理概念,也不是一个简单的社会问题,更不是人们理性计算的结果,情感因素起着不可或缺的作用^[14]。信任是一种感觉或认知行为,而情感可能会影响到这些认识的形成。另一方面,在现实社会活动中,信任还可能影响情感倾向,以信任为基础的社会活动,通常授信方愿意从情感上依赖于对方,从而可以让复杂的社会活动简单化。

文章基于上述思路,以电子商务领域为应用背景,通过分析用户的评论信息中蕴涵的情感倾向,形成在虚拟世界中的信任关系,并在传统的协同过滤推荐系统中引入信任关系,以提高推荐的准确性。同时,引入信任关系自主管理机制,让传统的黑盒推荐系统透明化,增强用户的信心和体验感。

3 用户评论情感分析与信任建模

3.1 信任的定义及特征

信任是人类社会行为主体的一种社会属性,也是近几十年社会科学领域的热点,由于信任的研究具有多学科融合的特点,因此并没有形成一个统一而准确的定义^[15]。文献[16]从社会学的角度给出了这样一个具有一定影响力并有一定实用性的定义:“当我们认为信任某个人或者认为某个人是可信的时候,就隐式地意味着他将要采取的行动会对我们有利或者至少无害的概率足够大以至于我们可以考虑以某种方式和他进行合作。相应地,如果我们认为某人不可信,就隐式地意味着这种概率很低以至于要避免和其进行合作。”该定义强调了信任从根本上来说是一种信念或者估计,推动了从主观逻辑着手对信任进行测度的研究。此后,又将该定义加以拓广,融入了实力性和可预测性。文献[17]将信任定义为:“信任是一个代理根据自己直接获得的经验,对另一个代理的能力、诚信度和可靠性的一种信念。”该定义试图从直接交互或者双方通过交往的历史经验的角度来获得信任。

信任关系具有很多的特征,如主观性、动态性、可传递性等。

信任的主观性是指信任是一种主观判断,不同的主体具有不同的判定标准;动态性是指信任是具有动态演化的特点,它会根据上下文背景和时间而变化,导致信任动态性变化的因素有主体的内因和外因两种;信任的弱传递性是指在特定的环境下,信任是具有弱传递性的,例如我们通常会容易接受所信赖的朋友给出的推荐,但是信任的这种传递性不是一定存在的。

3.2 评论信息的情感倾向分析与量化

进行情感分析与量化之前,需要进行以下几步操作。

(1) 抽取评论的主题

用户对商品的在线评论中往往包含了对某个主题的情感描述,比如“非常喜欢商品的外观”,“价格很实惠”等,其中的“外观”和“价格”则为用户的评论主题,为了抽取用户评论中蕴涵的主题,本文采用了 LDA 概率主题模型(latentdirichlet-allocation)^[18],LDA 是一种无监督的机器学习技术,它可以提取用户的评论潜在的代表主题的属性词,构成项目集在主题的属性向量空间,同时,还可以有效地合并代表同一个产品特征的不同属性词。

利用 LDA 主题模型抽取主题属性词和情感词首先需要构建用户对商品评论文档的集合,记为 D ,用户 u 所有的评论文本记为 D_u ,LDA 模型包含每个主题词汇的分布概率,记为 ϕ_k ,每个评论文档的主题分布的概率记为 θ_d ,评论文档中的每个词汇的主题分配序列记为 $\lambda_{d,j}$,参数 $\{\theta, \phi\}$ 和评论文档中的主题分配序列可以利用吉布斯采样获取。LDA 主题模型依据概率式(1)生成文本集合。

$$P(D|\theta, \phi, \lambda) = \prod_{d \in D} \prod_{j=1}^{N_d} \theta_{\lambda_{d,j}} \phi_{\lambda_{d,j}, \omega_{d,j}} \quad (1)$$

其中,参数 $\theta_{\lambda_{d,j}}$ 表示某个特定主题产生的概率,参数 $\phi_{\lambda_{d,j}, \omega_{d,j}}$ 则表示词汇 $\omega_{d,j}$ 属于某个主题的概率值。利用 LDA 模型,我们可以抽取用户评论文档中潜在的 K 个主题属性词汇,用文档-主题分布矩阵 θ 和主题-属性分布矩阵 ϕ 。

(2) 抽取情感词

情感词的提取是对用户情感倾向进行量化处理的前提,需要注意以下几点:首先,描述主题的属性词和情感词往往成对出现^[19],所以情感词通常出现在属性词的附近;其次,注意挖掘修饰情感词的副词,它是情感量化的关键,副词是区分正面情感和负面情感的重要依据,也是判断情感程度的重要信息源。文章采用文献[20]中所述的方法来提取情感词,引入常见情感词的种子库,采用句法分析器首先对评论的句子进行依存句法予以解析,接下来则对需要的依存关系进行筛选与过滤,最后采用文献[21]中所述的方法对不在种子库中的词汇进行极性的判断。

(3) 对用户的主题情感词向量进行量化处理

为了对用户的主题情感词进行量化处理,文中引入一个在电子商务平台上用户评论中常用副词的词库,并为每一类副词设定一个程度的值,用于描述用户的情感倾向的程度。将副词的程度百分比作为系数,从而得到最终的情感值。在本文中,设定情感词的词性为两个方面,正面倾向和负面倾向,正面倾向的情感词赋值为 1,负面倾向的情感词赋值为 -1,否定词赋值为 -1,情感词的情感倾向值为:

$$V = \text{词性值} \times \text{副词的词性程序百分比} \times \text{否定词词性值}$$

3.3 信任关系的建模

通过以上几个步骤,我们得到了一个(用户,项目,主题,情感值)这样一个四元组,其中,每个项目通常会有多个不同的主题,每个用户也可能对项目的多个主题给出评论信息。给定两个用户 i 和用户 j ,首先找出他们之间有共同评论的项目,依次对共同评论的项目和主题进行分析计算,利用皮尔森相关性系数,计算得出两个用户在该项目上的情感相关性,然后再分析下一个共同评论的项目。依次类推,把计算出来的情感相关性相加,就得到这两位用户间的信任

关系值。算法步骤如下:

Step 1 从(用户-项目-主题-情感值)四维向量中找出用户 i 和用户 j 之间有共同评价的项目,转到 Step2,在中文中,为了提高计算的准确性,选择有 3 个及以上共同评价的项目的用户进行计算。

Step 2 依次选择其中的一个项目,从 4 组中抽取该项目的主题和情感值,构成一个二维数组,如表 1 所列。

表 1 项目主题-情感值矩阵

Table 1 Topic-emotional value matrix

	T_1	T_2	T_3	T_4	...	T_k
U_i	V_{i1}	V_{i2}	V_{i3}	V_{i4}	...	V_{ik}
U_j	V_{j1}	V_{j2}	V_{j3}	V_{j4}	...	V_{jk}

图 1 中, T 为评论的主题, U 表示用户, V 表示用户关于该主题情感倾向的量化值。利用皮尔森相关性系数^[1],计算 U_i 和 U_j 情感值向量的相关性,如式(2)所示。

$$Sim(U_i, U_j) = \frac{\sum_{n=1}^K (V_{U_n} - \bar{V}_{U_i}) * (V_{U_n} - \bar{V}_{U_j})}{\sqrt{\sum_{n=1}^K (V_{U_n} - \bar{V}_{U_i})^2 * \sum_{n=1}^K (V_{U_n} - \bar{V}_{U_j})^2}} \quad (2)$$

其中, V_{U_n} 为 U_i 用户在主题 n 上的情感量化值, \bar{V}_{U_i} 为用户 U_i 该评论所有主题情感值的平均数。

Step3 将得到的相关性值进行累加。然后判断是否为最后一个共同评价的项目,若是,返回累加的相关性值,否则,转向 Step2,直到全部的共同评价的项目计算完毕,算法结束。

本文中,将上述得到的相关性值的和作为这两个用户间的信任关系值。信任关系的值越大,表示用户间的对于相关主题的情感倾向值越相似,即代表该用户间兴趣相似度越高,从而在实施推荐过程中的权重就更大。

4 基于网络评论情感信任分析的推荐系统

本文所提出的基于网络评论情感信任分析的推荐系统分为以下 4 个部分:1)用户对项目的评论模块,包括对项目的评分和文字评论,评分和文字评论数据分别分入用户项目评分数据库和用户评论文档数据库;2)情感倾向分析与量化模块,职责是针对用户评论文档数据集分析并量化用户的情感值,并且以此生成用户间的信任关系;3)信任关系的自主管理,用于用户自主管理信任的好友列表,同时根据信任关系的变化情况来挖掘用户短期兴趣的迁移;4)推荐模块,它结合用户情感分析所得到的信任关系和用户的相似度综合产生推荐列表。

4.1 信任关系的管理

信任管理部分向用户提供一种平台,用于管理与控制系统主动服务机制,用户可从系统中得到更加个性化的服务。

(1) 初始化信任列表

当新用户系统在注册时,由于他还未对任何项目进行评分,也没有产生评论信息,因此,考虑用信任关系网络中的整体信誉为该用户推荐 M 个信任用户,通过扫描信任关系网络,计算网络中节点所有信任度之和,即为该用户节点的整体信誉度。选择信誉度最大的 M 个用户来初始化该用户的信任列表。随着该用户与推荐系统的交互行为的进行,系统会对信任列表中用户的信任关系度进行实时更新。

(2) 信任关系的更新

信任关系具有动态性的特征^[22],它是随着时间或者某些重要事件的发生而不断发生变化的。在推荐系统中,当有用户对某项目有新的评价和评论时,则系统会依据3.3节中所使用的信任关系计算公式,对该用户与信任列表中其他用户的信任关系进行重新计算,从而重新构建用户的信任列表。

4.2 结合情感信任关系的推荐策略

推荐策略分为以下3步:

1)生成邻居集合,考虑系统在生成推荐时的计算量,本文采用在当前用户的信任列表中,选择信任度最高的 N 个用户作为当前用户的邻居,若该用户的信任列表中用户数量不足 N ,则采用皮尔森相关性系数,计算当前用户 c 与其他用户 p 的相似度,如式(2)所示,选择相似度最高的 K 个用户补充进来,作为该用户的最近邻居。

2)计算推荐的权重,由于部分用户情感表达不够充分,或者根本没有评论,信任关系有时存在不够准确的情况,在生成邻居集合时考虑结合相似度和信任度的方式生成。因此,在引入情感分析信任模块的推荐系统里,考虑结合信任关系和相似度来产生权重。采用式(3)进行计算。

$W(c, p) =$

$$\begin{cases} \frac{2 * S(c, p) * T(c, p)}{S(c, p) + T(c, p)}, & \text{IF } S(c, p) > 0 \ \& \ T(c, p) > 0 \\ T(c, p), & \text{IF } S(c, p) = 0 \\ S(c, p), & \text{IF } T(c, p) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $W(c, p)$ 为推荐权重, $S(c, p)$ 为相关性系数计算得出的相似度, $T(c, p)$ 为信任关系值。

3)产生推荐列表。采用协同过滤中常用的 Resnick 公式来计算当前用户对未知项目的预测评分值,如式(4)所示。

$$C(i) = \bar{c} + \frac{\sum_{i=1}^m (p(i) - \bar{p}) * W(c, p)}{\sum_{i=1}^m |W(c, p)|} \quad (4)$$

5 实验

5.1 实验平台

模拟实验部分用于验证所提出的基于网络评论情感信任分析推荐策略的可行性与有效性,模拟实验运行于 Windows 7 操作系统的 PC 机平台上,采用四核处理器 Intel Pentium IV 2.8GHz,内存为 4GB,实现的推荐策略算法是用 Java 语言编写的,数据库采用的是 SQL2000。

5.2 实验数据集

实验中分别采用两种不同的测试数据集:1)通过爬虫工具从淘宝网(www.taobao.com)上抓取的。通过对数据进行预处理,实验中选择了 2376 个用户关于 3019 商品的 96548 条评价数据和 43685 条评论。该数据集的稀疏度为 98.65%,属于典型的稀疏数据,每个商品平均评论数量是 14.5 个。2)亚马逊官方提供的评论数据集^[23-24],原始数据集包含了 24 个产品分类,文中选择了其中的 3 个分类,分别是图书、电子产品和电影作为测试数据集,并对原始数据集进行了预处理,过滤掉评论数少于 10 条的数据,处理后的数据集的稀疏度为 98.25%,属于典型稀疏数据集。数据集被分成训练集和测试集两部分,比例约为 3:1。

5.3 实验的评价标准

文中采用准确率和覆盖率作为推荐策略性能的评价标准,准确率采用常的 MAE 来衡量,MAE 称为平均绝对误差,是最为常用的一种方法之一,用于计算某项的推荐预测值与用户的实际评价之间的平均绝对误差,如式(5)所示。

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |C(i) - r(i)|}{N} \quad (5)$$

其中, $C(i)$ 为推荐策略计算得到的关于项 i 的推荐值, $r(i)$ 为项 i 的实际评分值, N 为计算推荐项数目。

评价推荐质量的好坏,除了准确率以外,覆盖率也是一项重要指标^[1]。覆盖率用于衡量系统推荐的项目数占总的项目数的百分比,覆盖率越高,系统能推荐的项目就越多,多样性就越好,用户能得到推荐好的项目就越多。覆盖率的计算如式(6)所示。

$$Coverage = \frac{|I_p|}{|I_t|} \quad (6)$$

其中, $|I_p|$ 为推荐系统能够推荐的项目数量, $|I_t|$ 为系统中所有的项目数量。

5.4 实验结果

在所选择的数据集上,本文分别对传统协同过滤推荐算法、文献[9]中提出的基于信任关系的推荐算法以及本文提出的基于用户评论情感信任分析的推荐算法这 3 种不同算法,在推荐的准确率和覆盖率上进行了比较,两种不同数据集上的实验的结果分别如表 2 和表 3 所列。

表 2 基于淘宝网数据集的算法性能比较

算法名称	MAE	Coverage/%
传统协同过滤推荐算法	0.8357	23.58
结合信任关系的推荐算法	0.8271	37.86
结合情感分析信任关系的推荐算法	0.7931	38.45

表 3 基于亚马逊数据集的算法性能比较

算法名称	MAE	Coverage/%
传统协同过滤推荐算法	0.7368	32.59
结合信任关系的推荐算法	0.7235	31.26
结合情感分析信任关系的推荐算法	0.7043	37.16

在两种不同数据集上的模拟实验结果表明,与传统协同过滤算法以及文献[9]中提出的基于信任关系的推荐算法相比,本文中提出的基于用户评论情感信任分析的推荐算法均能够有效地降低 MAE 值,提高了推荐的准确率,同时,在覆盖率上也有一定的提升,增加了系统推荐的多样性。

结束语 针对传统协同过滤推荐系统普遍存在的数据稀疏性问题和冷启动问题,使推荐准确率大大降低,也大大削弱了用户对系统的信心,本文通过对用户评论的情感分析,构建用户间的情感信任关系模型,并在推荐过程中结合信任关系,弥补了传统协同过滤推荐系统中相似度作为唯一偏好权重的不足。模拟对比实验表明,改进的引入评论情感分析信任模型的个性化推荐策略能够有效地降低平均绝对误差值 MAE,推荐的准确率得到了提高;同时,与对比算法相比,在覆盖率

上也得到有效的提升,提高了推荐系统对商品长尾的发掘能力;另外,引入信任关系自主管理机制,也大大提高了用户对系统的个性化体验。文章的不足之处存在于情感词量化的方法和准确率还有待提高,今后的工作展望主要有两个方面,第一,进一步挖掘用户的评论信息中的情感偏好,对情感词挖掘的准确度和副词程度做进一步优化;第二,进一步开展信任关系管理的相关研究,挖掘信任关系的变化规律,以便及时感知用户兴趣的迁移。

参 考 文 献

- [1] HERLOCKER J L, KONSTAN J A, TERVEEN L G. Evaluating collaborative filtering recommender systems [J]. *ACM Transactions on Information System*, 2004, 22(1): 5-53.
- [2] CAO D, HE X N, MIAO L H, et al. Attentive Group Recommendation[C]//Proceedings of SIGIR'18 Ann Arbor, MI, USA, ACM, 2018: 645-654.
- [3] CHEN J, ZHANG H, HE X, et al. Attentive collaborative filtering: Multimedia recommendation with item- and component level attention[C]//Proceedings of SIGIR'17. MI, USA, ACM, 2017: 335-344.
- [4] HE X, LIAO L, ZHANG H, et al. Neural collaborative filtering [C]//Proceedings of 26th International Conference of World Wide Web, USA, IEEE Press, 2017: 173-182.
- [5] GE M, DELGADO-BATTENFEL D, JANNACH D. Beyond accuracy Evaluating recommender systems by coverage and serendipity[C]//RecSys the 2010 ACM Conference on Recommender Systems. Barcelona, ACM, 2010: 257-260.
- [6] XING C X, GAO F R, ZHAN S N, et al. A Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Incorporated with User Interest Change[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2007, 44(2): 296-301. (in Chinese)
邢春晓, 高凤荣, 战思南, 等. 适应用户兴趣变化的协同过滤推荐算法[J]. *计算机研究与发展*, 2007, 44(2): 296-301.
- [7] DU Y P, HUANG L, HE M. Collaborative Filtration Recommendation Algorithm Based on Trust Computation[J]. *Pattern Recognition & Artificial Intelligence*, 2014, 27(5): 417-425. (in Chinese)
杜永萍, 黄亮, 何明. 融合信任计算的协同过滤推荐方法[J]模式识别与人工智能, 2014, 27(5): 417-425.
- [8] LIN J H, YAN X H, HUANG B. Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Trust Users [J]. *Computer Systems & Applications*, 2017, 26(6): 124-130. (in Chinese)
林建辉, 严宣辉, 黄波. 融合信任用户的协同过滤推荐算法[J]. *计算机系统应用*, 2017, 26(6): 124-130.
- [9] LU Z B, TANG Y. A Trust Network-based Collaborative Filtering Recommendation Strategy[J]. *Journal of Southwest China Normal University(Natural Science Edition)*, 2008, 33(2): 123-126. (in Chinese)
卢竹兵, 唐雁. 一种基于信任网络的协同过滤推荐策略[J]. *西南师范大学学报(自然科学版)*, 2008, 33(2): 123-126.
- [10] ZHANG Y, LIAN D F, YANG G W. Discrete personalized ranking for fast collaborative filtering from implicit feedback[C]//Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence, USA, AAAI Press, 2017: 1669-1675.
- [11] CHENG Z Y, DING Y, HE X N, et al. A3NCF: An Adaptive Aspect Attention Model for Rating Prediction[C]//Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence(IJCAI'18). Sweden, 2018: 3748-3754.
- [12] GAO Y F. Design and Implementation of Recommendation Algorithm Based on Review Analysis[D]. Shanghai: East China Normal University, 2016. (in Chinese)
高祎璠. 基于评论分析的推荐算法的设计与实现[D]. 上海: 华东师范大学, 2016.
- [13] ZHOU G Q, LIU X, YANG X H. User Collaborative Recommendation Model Based on Emotional Weight [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2016, 37(5): 938-942. (in Chinese)
周国强, 刘旭, 杨锡慧. 基于情感权重的用户协同推荐模型[J]. *小型微型计算机系统*, 2016, 37(5): 938-942.
- [14] YOU H. A Sociological Research on the Relationship between Emotion and Trust[D]. Wuhan: Wuhan University, 2009. (in Chinese)
游泓. 情感与信任关系的社会学研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2009.
- [15] MC K, NIGHT D H, CHERVANY N L. The Meaning of Trust [C]//Technical Report MISRC Working Paper Series 96 04 University of Minnesota. Management Information System Research Center, 1996.
- [16] GABBETTA D. Can we Trust? [C]//Trust: Making and Breaking Cooperative Relations. Basil Blackwell, Oxford, 1990: 213-238.
- [17] WANG Y, VASSILEVA J. Trust and reputation model in peer-to-peer networks. [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Peer-to-Peer Computing. IEEE Press, 2003: 150-157.
- [18] CHANG T M, HSIAO W F. LDA-based personalized document recommendation[C]//Proceeding of the PACIS'13. Jeju Island, Korea: Journal of the Association for Information System, 2013.
- [19] LIU B, HU M Q, CHENG J S. Opinion observer: analyzing and comparing opinions on the Web[C]//Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web, Japan, ACM Press, 2005: 342-351.
- [20] PENG M, XI J J, DAI X Y, et al. Collaborative Filtering Recommendation Based on Sentiment Analysis and LDA Topic Model[J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2017, 31(2): 194-203. (in Chinese)
彭敏, 席俊杰, 代心媛, 等. 基于情感分析和 LDA 主题模型的协同过滤推荐算法[J]. *中文信息学报*, 2017, 31(2): 194-203.
- [21] LIU H, YANG H, LI W, et al. CRO: A System for Online Review Structurization[C]//Proceeding of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, ACM Press. 2008: 1085-1088.
- [22] BLAZE M, KANNAN S, LEE I, et al. Dynamic Trust Management [J]. *Computer*, 2009, 42(2): 44-52.
- [23] MCAULEY J, LESKOVEC J. Hidden factors and hidden topics: understanding rating dimensions with review text[C]//Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender System. ACM Press, 2013: 165-172.
- [24] YANG W, SONG J J, TANG J Q. A Study on the Classification Approach for Chinese MicroBlog Subjective and Objective Sentences[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2013, 27(1): 51-56. (in Chinese)
杨武, 宋静静, 唐继强. 中文微博情感分析中主客观句分类方法[J]. *重庆理工大学学报(自然科学版)*, 2013, 27(1): 51-56.